



Computer Vision

Automated Bone Fracture Detection in X-Ray Images Using Image Processing
Techniques



JUNE 12, 2024

مبانی بینایی کامپیوتر
دانشگاه آزاد مشهد واحد گلپهارد

عنوان

تشخیص خودکار شکستگی استخوان در تصاویر اشعه ایکس با استفاده از تکنیک های پردازش تصویر

مقدمه

تشخیص شکستگی ها در استخوان ها در مواقع آسیب یا تصادفات بسیار حیاتی است. شناسایی شکستگی ها با سرعت و دقت بالا بسیار اساسی است. با این حال، بسیاری اوقات به دلیل شکستگی های کوچک، شکستگی در تصویر اشعه ایکس به وضوح قابل مشاهده نیست. هدف این پروژه توسعه یک سیستم کارآمد بر پایه پردازش تصویر برای طبقه بندی سریع و دقیق شکستگی های استخوان بر اساس اطلاعات به دست آمده از تصاویر اشعه ایکس و CT است. تصاویر استخوان شکسته از بیمارستان به دست آمده و تکنیک های پردازشی مانند تقسیم بندی، تشخیص لبه و روش های استخراج ویژگی به کار گرفته شده اند. این تصاویر در یک ابزار توسعه یافته برای شناسایی شکستگی های کوچک و استخوان های شکسته پردازش شده اند.

صدمات آسیب زا به بیماران ممکن است منجر به مرگ شوند و زمانی که با شکستگی استخوان همراه باشد، احتمال مرگ به طرز چشمگیری افزایش می یابد. در صورتی که با زخم های دیگر در بدن، مانند آسیب های شکمی، ترکیب شود، احتمال مرگ به طرز قابل توجهی بیشتر می شود و در برخی موارد به سوی ۱۰۰ درصد نیز می رود. آسیب های شدید می توانند منجر به خونریزی شدید، اختلالات اعضای چندگانه از جمله آسیب به چند ارگان، آسیب به اعصاب، آسیب به اعضای داخلی و در نتیجه افزایش نرخ مرگ از ۸.۶ درصد تا ۵۰ درصد شوند. حتی اگر آسیب های این اندازه رخ ندهند، درد شدید و کاهش حرکت معمولاً با شکستگی های حوض مرتبط می شوند. شناسایی خودکار و دقیق شکستگی ها از استخوان های ناقص در آسیب های تراژیک می تواند به پزشکان کمک کند تا شدت آسیب ها در بیماران را تشخیص دهند. استخراج ویژگی های شکست و همچنین اندازه گیری جابجایی شکست مهم هستند تا به پزشکان در انتخاب تصمیمات سریع تر و دقیق تر کمک کنند.

چالش‌های تشخیص شکستگی

به دلیل رزولوشن کم تصاویر اصلی، تغییرات در ساختارهای استخوان، ویژگی‌های دیداری مختلف شکستگی‌ها در مناطق مختلف و عوامل دیگر، تشخیص خودکار شکستگی استخوان با استفاده از تصویر اشعه ایکس به راحتی دست‌نیافتنی نیست و بنابراین یک زمینه کم‌مورد بررسی است. انواع مختلفی از دستگاه‌های تصویربرداری پزشکی برای تشخیص انواع مختلف ناهنجاری‌ها مانند ایکس‌ری، توموگرافی کامپیوتری (CT)، تصویربرداری رزونانس مغناطیسی (MRI)، التراسونوگرافی و غیره وجود دارد. ایکس‌ری و CT اکثراً متداول هستند و به عنوان بخشی از فرآیند تشخیص شکستگی استفاده می‌شوند، زیرا سریع‌ترین و ساده‌ترین روش برای پزشکان برای بررسی زخم‌های استخوان و مفصل است. پزشکان معمولاً تصاویر ایکس‌ری را برای تشخیص وجود شکستگی و مکان آن استفاده می‌کنند. پایگاه داده شامل تصاویر DICOM است. در بیمارستان‌های مدرن، تصاویر پزشکی در فرمت استاندارد DICOM (تصاویر دیجیتال و ارتباطات در پزشکی) ذخیره می‌شوند که شامل متن درون تصاویر است و با استفاده از PACS (سیستم ارتباطات و تصاویر پزشکی) قابل دسترسی است. پردازش تصویر دیجیتال به شدت در حال رشد است و قسمت اساسی از حوزه پزشکی شده است به دلیل هزینه کمتر برای توسعه و عملیات چپ. نوآوری‌های در پردازش تصویر باعث افزایش محبوبیت روزافزون آن می‌شود. این تکنیک نقش اساسی در کنترل تصویر و استخراج هر چه بیشتر اطلاعات از تصویر با کمک الگوریتم‌های مختلف دارد. این تکنیک نتایج تشخیص سریع و دقیق را فراهم می‌کند و بنابراین در فناوری پزشکی امروزی ترجیح داده می‌شود.

روش کار

1. جمع‌آوری تصاویر

تصاویر حاصل از روش‌های تصویربرداری شامل تصاویر عادی و همچنین تصاویر شکسته‌شده استخوان‌ها هستند.

2. پیش‌پردازش تصاویر

تبدیل تصاویر به خاکستری: گام اول شامل استفاده از تکنیک‌های پیش‌پردازش برای تبدیل تصاویر از RGB به خاکستری است.

```

# =====
# =====
# خواندن تصویر

image_path = '03.jpg'
image = cv2.imread(image_path)

# =====
# =====
# تبدیل رنگ به خاکستری

gray_image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

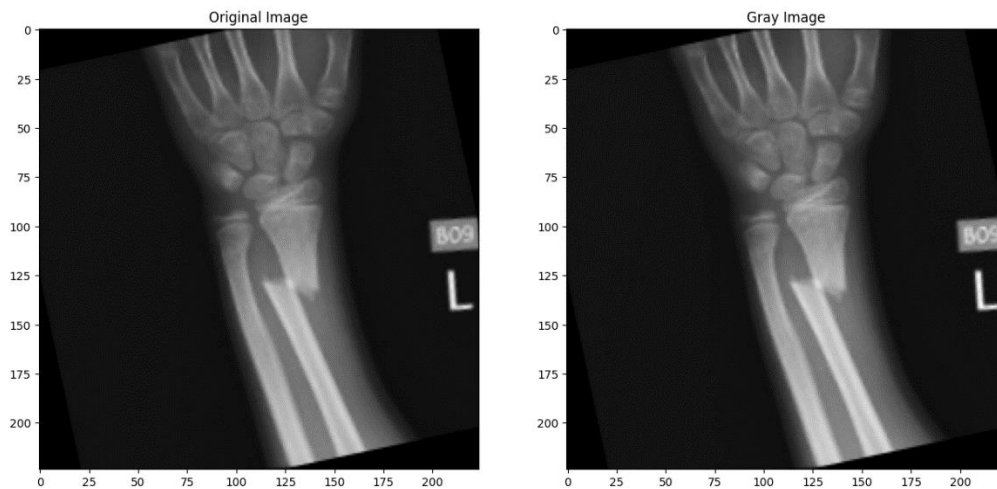
# =====
# =====
# نمایش تصویر اصلی و تصویر خاکستری در کنار هم

plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title('Original Image')
plt.imshow(cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB))

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title('Gray Image')
plt.imshow(gray_image, cmap='gray')
plt.show()

```

(سورس مربوط به این بخش)



(خروجی مربوط به این بخش)

حذف نویز: گام بعدی افزایش کیفیت تصاویر با استفاده از تکنیک‌های فیلترینگ مختلف به منظور حذف نویز موجود در تصاویر است. نویز به عنوان تغییرات تصادفی در روشنایی و شدت تصویر تعریف می‌شود. نویز بصری در اکثر تصاویر پزشکی مشاهده می‌شود و می‌تواند تصویر را متموج، دانه‌ای، بافتی یا برفی کند. این نویز ظاهر ناخواسته‌ای به تصویر می‌دهد و دید برخی ویژگی‌ها را کاهش می‌دهد. این کاهش دیدگاه به ویژه برای اشیاء با کنتراست کم در تصویر مهم است. معادله عمومی برای نویز می‌تواند به شکل زیر نوشته شود:

$$f(x,y)=g(x,y)+\eta(x,y)$$

که در آن $f(x,y)$ تصویر نویزی، $g(x,y)$ تصویر اصلی و $\eta(x,y)$ نویز موجود در تصویر است. انواع رایج نویز شامل نویز نمک و فلفل، نویز نقطه‌ای، نویز گوسی و نویز پوآسون می‌شود. نویز نمک و فلفل به دلیل خطاها در انتقال داده و تغییرات تند و ناگهانی در سیگنال تصویر ایجاد می‌شود. فیلترینگ میانه به دلیل کمتر حساس بودن نسبت به تکنیک‌های خطی، می‌تواند نویز نمک و فلفل را با کاهش حداقلی تیزی تصویر کاهش دهد.

```
# =====
# =====
# اعمال فیلتر میانه برای حذف نویز
# ماتریکس های میانه باید اعداد فرد باشند برای اعمال فیلتر

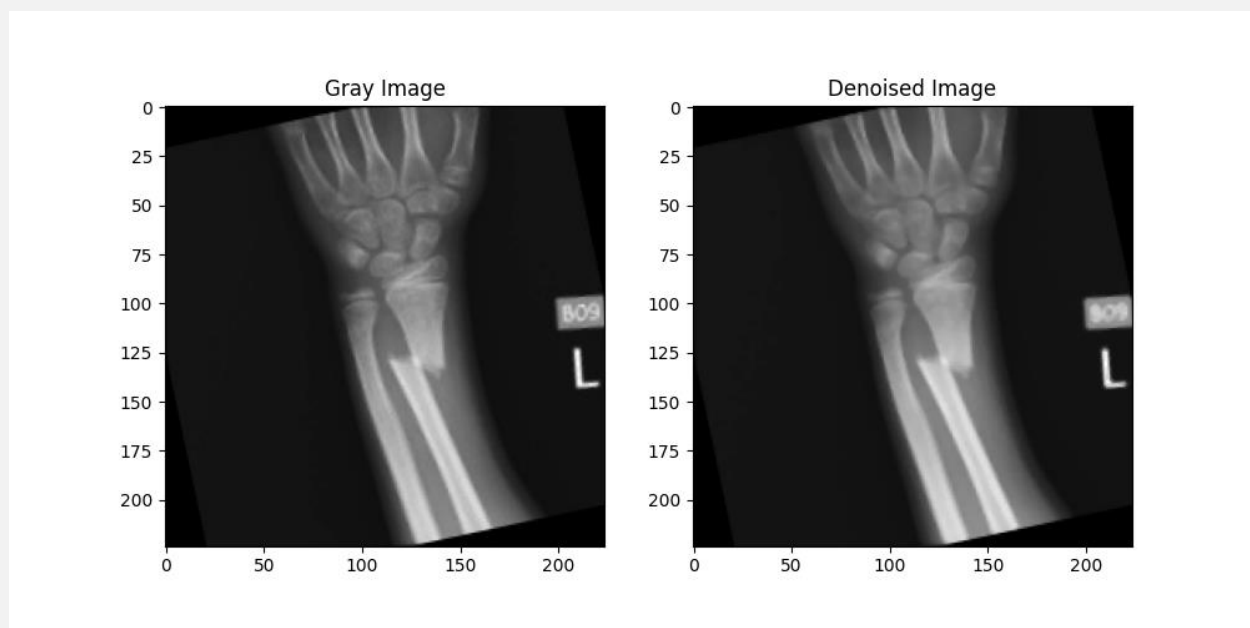
denoised_image = cv2.medianBlur(gray_image, 3)

# =====
# =====
# نمایش تصویر خاکستری و تصویر بدون نویز

plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title('Gray Image')
plt.imshow(gray_image, cmap='gray')

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title('Denoised Image')
plt.imshow(denoised_image, cmap='gray')
plt.show()
```

(سورس مربوط به این بخش)



(خروجی مربوط به این بخش)

3. تشخیص لبه

لبه‌های تصویر با استفاده از یک الگوریتم تشخیص لبه شناسایی می‌شوند. تشخیص لبه شامل مجموعه‌ای از تکنیک‌های عددی است که به منظور شناسایی نقاط در تصویر که روشنایی به طور ناگهانی تغییر می‌کند یا دارای انقطاعات است، طراحی شده‌اند. نقاطی که تصویر به شدت تغییر می‌کند، معمولاً به یک مجموعه از قطعات خطی منحنی به نام لبه‌ها تقسیم می‌شوند.

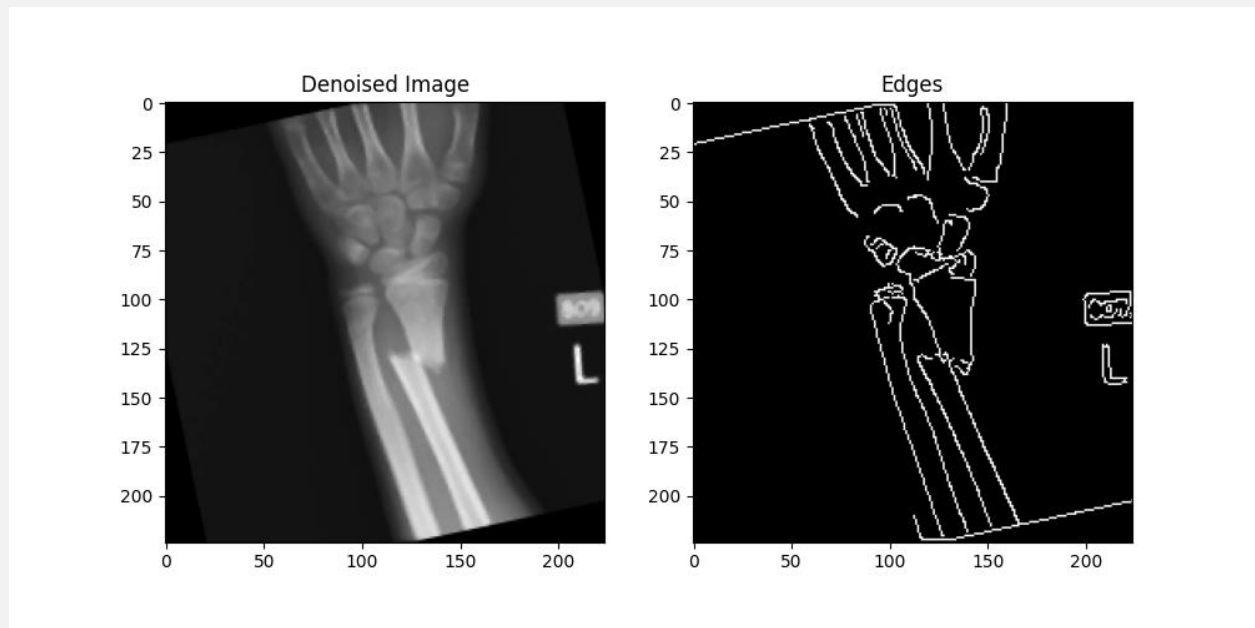
```
# =====
# =====
# Canny تشخیص لبه‌ها با استفاده از الگوریتم
# مقدار استانه پایین و بالا برای تشخیص داده شدن به عنوان لبه
# (اگر تصویر نویز زیادی داشته باشد باید این اعداد کوچکتر باشند)

edges = cv2.Canny(denoised_image, 55, 150)

# =====
# =====
# نمایش تصویر بدون نویز و تصویر تشخیص لبه

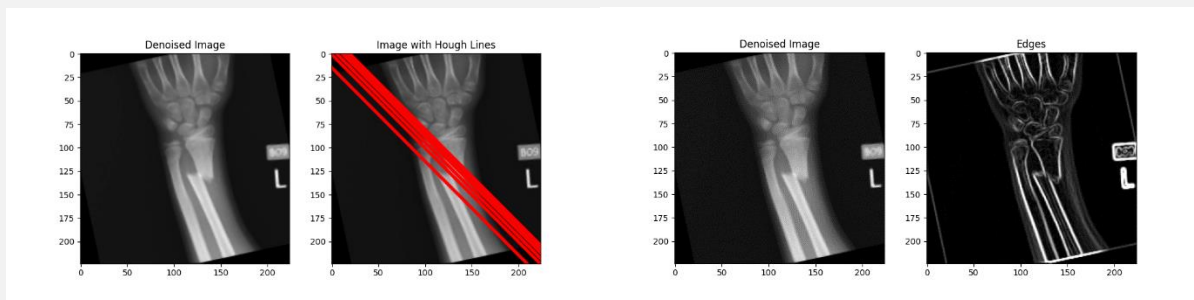
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title('Denoised Image')
plt.imshow(denoised_image, cmap='gray')

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title('Edges')
plt.imshow(edges, cmap='gray')
plt.show()
```



(خروجی مربوط به این بخش)

برای لبه یابی علاوه بر روش canny از روش sobel نیز استفاده کردیم که شاید نتایج بهتری حاصل شود اما با اینکه لبه ها بسیار بهتر تشخیص داده شدند اما نتایج اصلا مطلوب نبود.



(خروجی مربوط به این بخش)

4. تبدیل هاف

تبدیل هاف یک روش محبوب است که ابتدا برای تشخیص خطوط در تصاویر دوبعدی توسعه یافت. تغییرات پیشرفتی این روش اجازه داد تا تشخیص اشکال توصیف‌شونده مانند دایره‌ها و بیضی‌ها را نیز انجام دهد. محدوده تبدیل هاف همواره در حال تغییر است اما استفاده از آن در فضای سه‌بعدی هنوز محبوب نیست به دلیل تشخیص نامعلوم. دلیل اصلی این مسئله نیازهای حافظه بالایی است که برای اجرا لازم است که همراه با پیچیدگی محاسباتی قابل توجهی همراه است. تبدیل هاف از یک آرایه دوبعدی استفاده می‌کند که به وسیله رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$r = x \cos \theta + y \sin \theta$$

با محدود کردن امکان بیشتری برای مقادیر، ما جفت مقادیر (r, θ) را مورد استفاده قرار می‌دهیم و از تبدیل هاف برای شناسایی خطوط راست در آرایه پیکسل‌ها (x, y) استفاده می‌کنیم. در صورتی که این چنین باشد، این تبدیل پارامترهای (r, θ) خط را محاسبه کرده و سپس به دنبال باکس‌های گردونه‌ای می‌گردد که پارامترها در آنها قرار دارند و مقدار آن باکس را افزایش می‌دهد. با پیدا کردن باکس‌های با بیشترین مقادیر، خطوط احتمالی می‌توانند تشخیص داده شوند و تعریف هندسی آنها پیدا شود. راه ساده‌تر برای پیدا کردن این قله‌ها اعمال یک نوع حد است، اما روش‌های مختلف ممکن است در شرایط مختلف نتایج بهتری داشته باشند و تعیین کننده این است که چه خطوطی پیدا می‌شوند و همچنین چند تا. از آنجا که خطوط بازگشت داده شده هیچ اطلاعات طولی ندارند، معمولاً در مرحله بعدی، لازم است که بیایم کدام بخش‌های تصویر با کدام خطوط همخوانی دارند. همچنین، به دلیل خطاهای عیب‌یابی در مرحله تشخیص لبه، به طور معمول، خطاها در فضای گردونه‌ای وجود دارد که ممکن است باعث شود پیدایش‌های مناسب را پیدا کردن غیرممکن شود

و به همین دلیل خطوط مناسب را پیدا کنیم. در سیستم پیشنهادی، این روش تبدیل هاف عمومی برای تحلیل لبه‌ها و شناسایی شکستگی‌ها استفاده می‌شود.

```
# =====
# =====
# شناسایی خطوط با استفاده از تبدیل هاف
# ارگومان آخری مشخص میکند که چه حجمی از نقاط برای تشخیص خط در نظر گرفته شود

lines = cv2.HoughLines(edges, 1, np.pi/180, 100)

# =====
# =====
# تابع برای رسم خطوط شناسایی شده بر روی تصویر

def draw_lines(img, lines):
    img_copy = img.copy()
    if lines is not None:
        for rho, theta in lines[:, 0]:
            a = np.cos(theta)
            b = np.sin(theta)
            x0 = a * rho
            y0 = b * rho
            x1 = int(x0 + 1000 * (-b))
            y1 = int(y0 + 1000 * (a))
            x2 = int(x0 - 1000 * (-b))
            y2 = int(y0 - 1000 * (a))
            cv2.line(img_copy, (x1, y1), (x2, y2), (0, 0, 255), 2)
    return img_copy

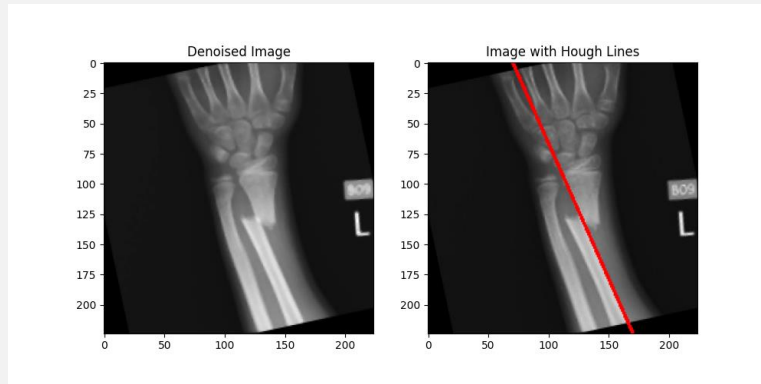
# =====
# =====
# رسم خطوط بر روی تصویر اصلی

image_with_lines = draw_lines(image, lines)

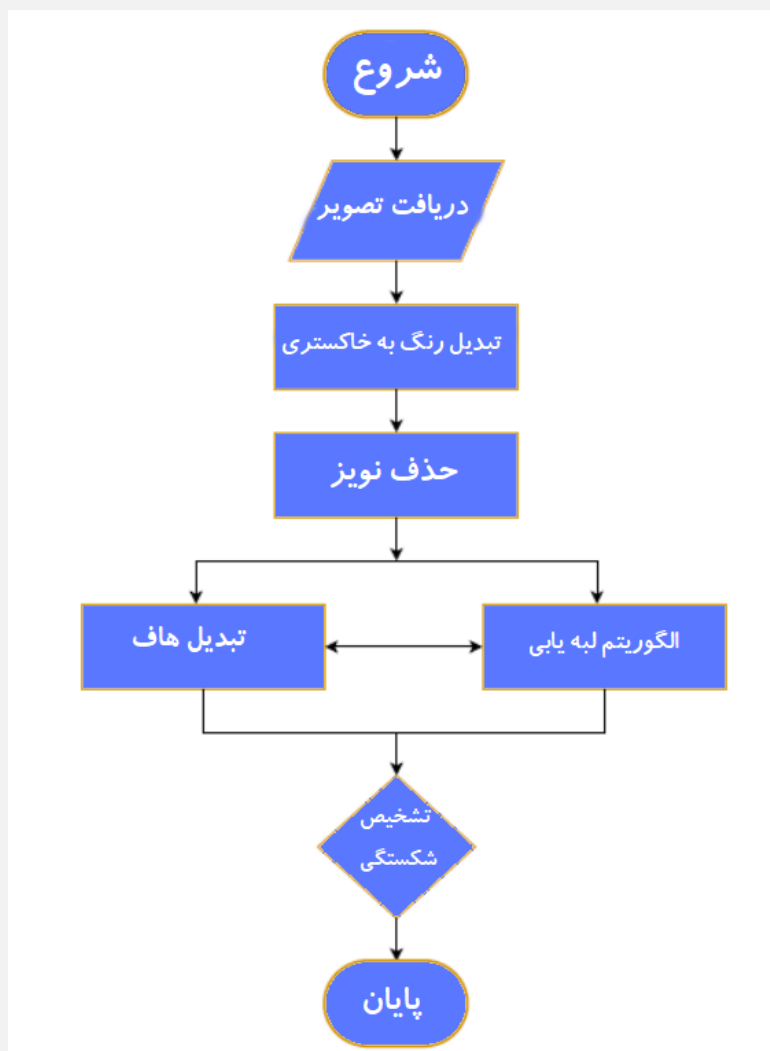
# =====
# =====
# نمایش تصویر بدون نویز و تصویر با خطوط شناسایی شده

plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title('Denoised Image')
plt.imshow(denoised_image, cmap='gray')

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title('Image with Hough Lines')
plt.imshow(cv2.cvtColor(image_with_lines, cv2.COLOR_BGR2RGB))
plt.show()
```



(خروجی مربوط به این بخش)



(فلوچارت مراحل انجام کار)

نتیجه گیری

یک سیستم مبتنی بر کامپیوتر برای تشخیص استخوان‌های شکسته از تصاویر اشعه ایکس توسعه داده شد. از بین همه روش‌های بحث شده، اشعه ایکس بیشترین استفاده را دارد، بنابراین کار بر روی تصاویر اشعه ایکس متمرکز شد. فرآیند با پیش‌پردازش آغاز می‌شود که نویز از تصویر کاهش می‌یابد، سپس الگوریتم تشخیص لبه و تبدیل هاف اجرا می‌شود. ابزار توسعه یافته بر روی مجموعه‌ای از تصاویر آزمایش شد و نتایج امیدوارکننده‌ای نشان داد. این ابزار می‌تواند شکستگی‌های اصلی و همچنین شکستگی‌های کوچک را با دقت ۷۵ درصد شناسایی کند. با این حال، این ابزار محدودیت‌هایی در تشخیص شکستگی‌های مجمله، لگن و ستون فقرات دارد.

پژوهشگر : مرتضی محمدخانی